

Seminar: Content Based Image Retrieval

Ähnlichkeitsbestimmung von Bildern

Barbara Frank

Lehrstuhl für Mustererkennung und Bildverarbeitung

10. Januar 2005

Übersicht

- Einführung
- Bin-by-Bin Ähnlichkeitsmaße
- Cross-Bin Ähnlichkeitsmaße
- Regionen-basierte Ähnlichkeitsbestimmung

Problemstellung:

Vergleiche Merkmale verschiedener Bilder und bewerte deren Ähnlichkeit bzw. Distanz

hier: betrachte Verteilungen von Merkmalen

⇒ Farbhistogramme, Texturmerkmale (Gabor-features)

Gegeben: Feature-Vektoren h und k der Bilder H und K

Gesucht: Distanz d zwischen h und k

Wie kann man die Ähnlichkeit von Histogrammen bestimmen?

- Bin-by-Bin Ähnlichkeitsmaße
 - ⇒ Vergleiche jeweils paarweise Bins mit gleichem Index
 - ⇒ Kombiniere paarweise Distanz
- Cross-Bin Ähnlichkeitsmaße
 - ⇒ Vergleiche auch benachbarte Bins miteinander
 - ⇒ Ground-distance zwischen einzelnen Bins

Bin-by-Bin: Heuristische Distanzmaße

- Minkowsky-Form-Distance (\mathcal{L}_p - Norm)

$$d_{L_p}(H, K) = (\sum_i |h_i - k_i|^p)^{\frac{1}{p}}$$

- \mathcal{L}_1 : Manhattan-Distanz
 - \mathcal{L}_2 : euklidische Distanz
 - \mathcal{L}_∞ : maximale Differenz
- Histogram-Intersection

$$d_{\cap}(H, K) = 1 - \frac{\sum_i \min(h_i, k_i)}{\sum_i k_i}$$

- Partial Matching

Bin-by-Bin: Nichtparametrische Test-Statistiken

- χ^2 -Test

$$d_{\chi^2}(H, K) = \sum_j \frac{(h_j - m_j)^2}{m_j} \quad \text{mit } m_j = \frac{h_j + k_j}{2}$$

- Wahrscheinlichkeit, dass eine Verteilung zufällig aus der anderen gezogen wurde

Bin-by-Bin: Informationstheoretische Divergenzen

- Kullback-Leibler-Divergence (KL)

$$d_{KL}(H, K) = \sum_i h_i \log \frac{h_i}{k_i}$$

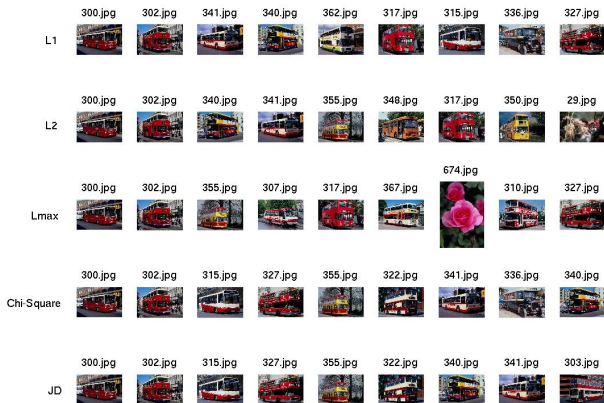
- wie effizient lässt sich eine Verteilung durch die andere codieren

- Jeffrey-Divergence(JD)

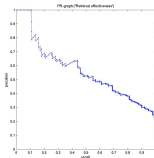
$$d_J(H, K) = \sum_i \left(h_i \log \frac{h_i}{m_i} + k_i \log \frac{k_i}{m_i} \right)$$

- empirisch aus KL abgeleitet
- numerisch stabiler, symmetrisch

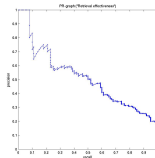
Vergleich: Bin-by-Bin Ähnlichkeitsmaße



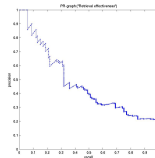
PR-Graphen:



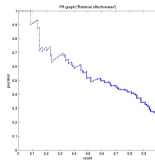
Manhattan-Distanz



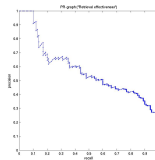
euklidische Distanz



\mathcal{L}_∞ -Norm

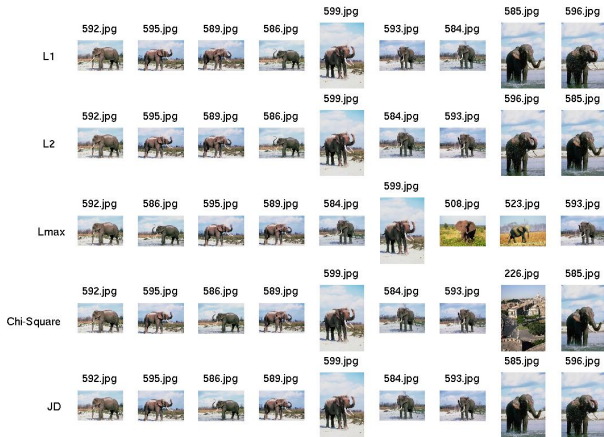


χ^2 -Test

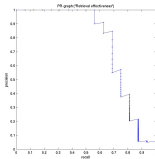


Jeffrey-Divergence

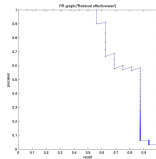
Vergleich: Bin-by-Bin Ähnlichkeitsmaße



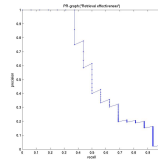
PR-Graphen:



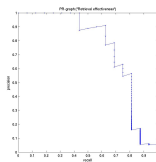
Manhattan-Distanz



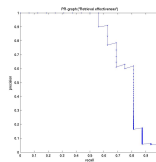
euklidische Distanz



\mathcal{L}_{∞} -Norm

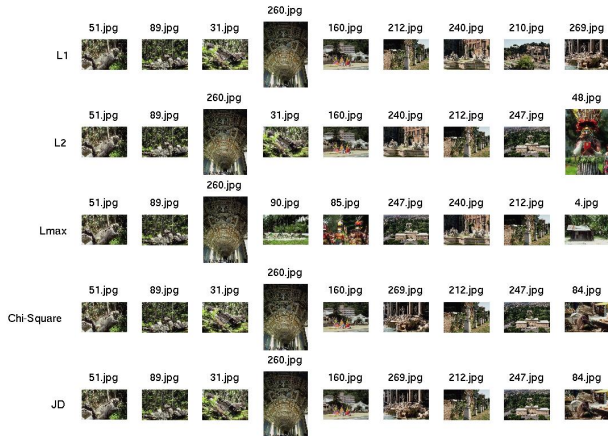


χ^2 -Test

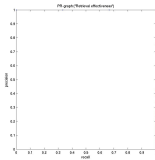


Jeffrey-Divergence

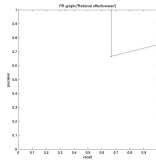
Vergleich: Bin-by-Bin Ähnlichkeitsmaße



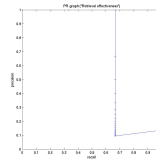
PR-Graphen:



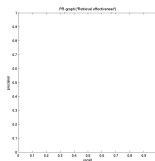
Manhattan-Distanz



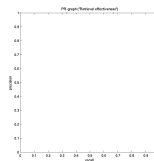
euklidische Distanz



\mathcal{L}_∞ -Norm



χ^2 -Test



Jeffrey-Divergence

Cross-Bin: Ähnlichkeitsmaße für kumulative Histogramme

- Kolmogorov-Smirnov Distance (KS)

$$d_{KS}(H, K) = \max_i (|\hat{h}_i - \hat{k}_i|)$$

- Match Distance (MD)

$$d_M(H, K) = \sum_i |\hat{h}_i - \hat{k}_i|$$

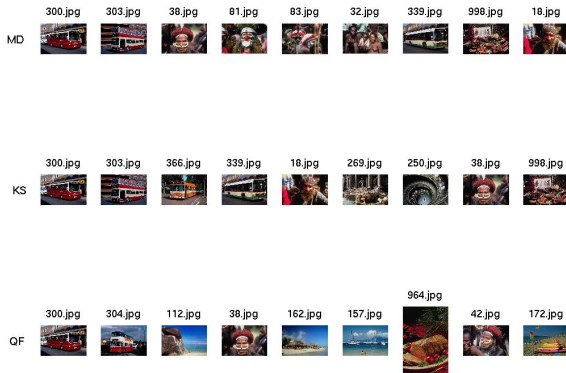
Cross-Bin: Ground-Distance Ähnlichkeitsmaße (1)

- Quadratic-form Distance (QF)

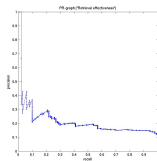
$$d_A(H, K) = \sqrt{(h - k)^T A (h - k)}$$

Ähnlichkeitsmatrix $A = [a_{ij}]$ mit $a_{ij} = 1 - d_{ij}/d_{max}$

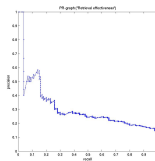
Vergleich: Cross-Bin Ähnlichkeitsmaße



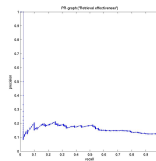
PR-Graphen:



MD

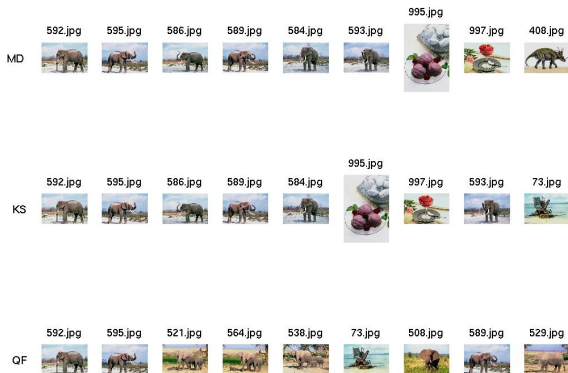


KS

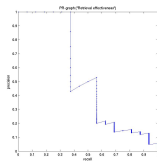


QF

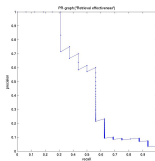
Vergleich: Cross-Bin Ähnlichkeitsmaße



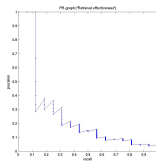
PR-Graphen:



MD



KS

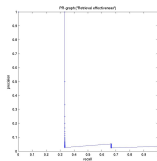


QF

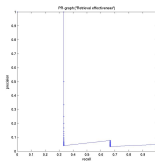
Vergleich: Cross-Bin Ähnlichkeitsmaße



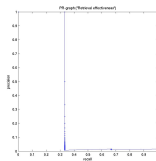
PR-Graphen:



MD



KS



QF

Verbesserungen

Nachteil: bisher betrachtete Distanzmaße entsprechen nicht immer wahrgenommener Distanz

- Bin-by-bin: Ähnlichkeit zwischen verschiedenen Bins wird nicht berücksichtigt
- Randverteilungen: Information über Korrelation zwischen verschiedenen Dimensionen geht verloren
- Quadratische Formen: nicht nur die ähnlichsten, sondern ALLE Bins werden verglichen

⇒ Earth Mover's Distance

Cross-Bin: Ground-distance Ähnlichkeitsmaße

- Earth Mover's Distance

$$d_{EMD}(H, K) = \frac{\sum_{i,j} g_{i,j} d_{i,j}}{\sum_{i,j} g_{i,j}}$$

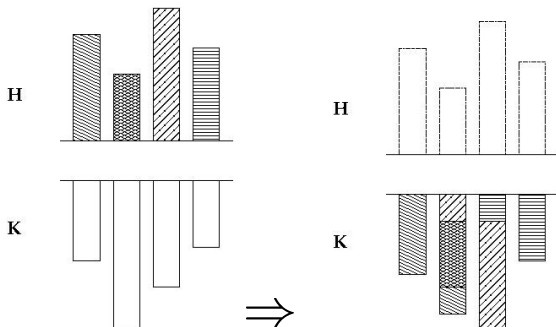
Idee: Minimiere die Transportkosten, um eine Verteilung in die andere umzuwandeln mit Nebenbedingungen:

$$\sum_j g_{i,j} \leq h_i$$

$$\sum_i g_{i,j} \leq k_j$$

$$\sum_j g_{i,j} = \min(h_i, k_j)$$

Earth Mover's Distance: Beispiel



Earth Mover's Distance: Eigenschaften

- unterstützt adaptives Binning
- erlaubt “partial Matches”
- näher an wahrgenommener Ähnlichkeit
- Hohe Berechnungskomplexität

Regionen-basierte Ähnlichkeitsbestimmung

Gegeben: Segmentierte Bilder

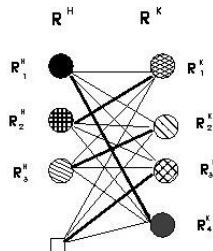
$$H = \{R_1^H, \dots, R_m^H\}, K = \{R_1^K, \dots, R_n^K\}$$

- Bestimme jeweils paarweise die Distanz der einzelnen Regionen
 $\mathbf{D} = [\delta_{i,j}]$ mit $\delta_{i,j} = d(R_i^H, R_j^K)$
- Finde ein optimales Matching aller Regionen
⇒ Assignment Problem
- Berechne die Distanz des ganzen Bildes

$$d_R(H, K) = \frac{\sum \delta_{\min}(R_i^H, R_j^K)}{\text{Anzahl Regionen}}$$

Beispiel:

	$R^K \rightarrow$			
$R^H \downarrow$	23	75	32	12
	9	18	11	27
	16	6	13	54
	p1	p1	p1	p1

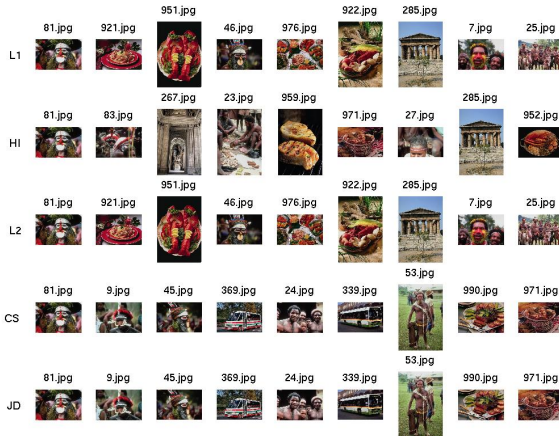


$$\Rightarrow d_R(H, K) = \frac{12+9+6+p1}{4}$$

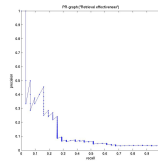
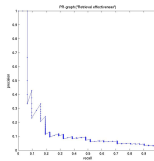
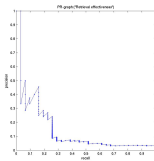
Anfragetypen

- **contains:** Suche nach Bildern, die ähnliche Regionen wie Anfragebild enthalten
⇒ $p_1 = 0$ und $p_2 > 0$
- **similarity:** Suche nach ähnlichen Bildern mit ähnlicher Anzahl von Regionen
⇒ $p_1 = p_2 > 0$
- **part-of:** Suche nach Bildern, deren Regionen im Anfragebild enthalten sind
⇒ $p_1 > 0$ und $p_2 = 0$

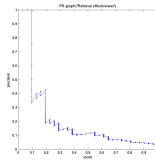
Vergleich: RBIR - Ähnlichkeitsmaße



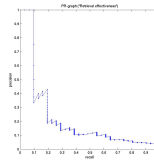
PR-Graphen:



Manhattan-Distanz Histogram-Intersection euklidische Distanz



χ^2 -Test



Jeffrey-Divergence

Ergebnisse:



Ergebnisse:



Literatur

- 1 J.Puzicha, J.M.Buhmann, Y.Rubner, C.Tomasi. *Empirical Evaluation of Dissimilarity Measures for Color and Texture*. In Proc. ICCV, Vol.2 , p.1165, 1999.
- 2 Y.Rubner, C.Tomasi, L.J.Guibas. *The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval*. International Journal of Computer Vision, Vol. 40, 2000.
- 3 Y.Rui, T.S.Huang, S. Chang. *Image Retrieval: Current Techniques, Promising Directions and Open Issues*. Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol. 10, p.39-62, March, 1999.
- 4 R.Weber, M.Mlivoncic. *Efficient Region-Based Image Retrieval*. In Proc. of CIKM 03, p.69, 2003.